

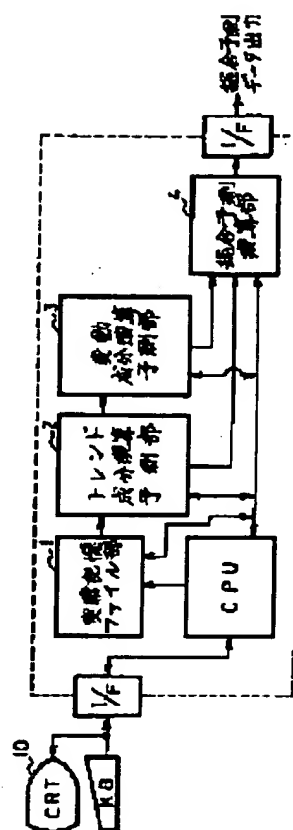
## ALES PREDICTION SUPPORTING DEVICE

**Patent number:** JP5314094  
**Publication date:** 1993-11-26  
**Inventor:** SASAJIMA MIKIAKI; YAMAGUCHI HIROTO; BABA MASATO; HIRAI NOBUO  
**Applicant:** KAO CORP  
**Classification:**  
 - **International:** G06F15/20  
 - **European:**  
**Application number:** JP19920117682 19920511  
**Priority number(s):** JP19920117682 19920511

Report a data error here

## Abstract of JP5314094

**PURPOSE:** To provide the supporting device which facilitates the operations, reduces the generation of error as well and is convenient for users to finally judge prediction by simplifying a transient probability distribution function or a membership function into the form of practical use. **CONSTITUTION:** Sales result data in the past inputted from an input device are stored in a result storage file part 1. Based on these data, a trend component arithmetical prediction part 2 performs the extraction and prediction of trend components. The trend component is the tendency of sale and is smoothed by removing the increase of sales results under any temporary and special conditions, and a predictive value is calculated. Based on this calculated total predictive value, the transient probability distribution function is triangularly expressed for each item of products and displayed at an output device 10. The bottom side of the triangle is defined as the size of fluctuation width, the apex is defined as the total predictive value for each item and when the height is fixed for all the items, the much smoother triangle is judged as a product for which the sales fluctuation in the past is big and the more sale can be estimated corresponding to following sales strategy.

Data supplied from the [esp@cenet](mailto:esp@cenet) database - Worldwide

(19)日本国特許庁(J P)

(12) 公 開 特 許 公 報 (A)

(11)特許出願公開番号

特開平5-314094

(43)公開日 平成5年(1993)11月26日

(51)Int.Cl.<sup>5</sup>

G 0 6 F 15/20

識別記号

庁内整理番号

F I

技術表示箇所

F 7218-5L

審査請求 未請求 請求項の数7(全 17 頁)

(21)出願番号 特願平4-117682

(22)出願日 平成4年(1992)5月11日

(71)出願人 000000918

花王株式会社

東京都中央区日本橋茅場町1丁目14番10号

(72)発明者 笹島 己喜朗

千葉県船橋市山手2-9 花王社宅1-405

(72)発明者 山口 裕人

千葉県習志野市東習志野4-13-1

(72)発明者 馬場 正人

千葉県船橋市印内3-20-1 船橋寮

(72)発明者 平井 伸郎

東京都大田区南馬込2-18-11

(74)代理人 弁理士 井出 直孝

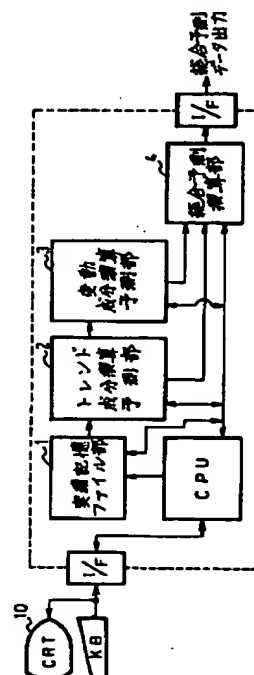
(54)【発明の名称】 販売予測支援装置

(57)【要約】

【目的】 過去のデータから製品の販売予定数を短時間に少ない手数で正確に予測する。

【構成】 変動の遷移する過程に基づき演算を行う遷移確率分布関数が有用な論理であることに着目し、これを実用的な形に単純化して利用する。

【効果】 短時間に簡単な操作で、種々の特性を持った構成要素への売上目標値の最適配分が可能となる。



## 【特許請求の範囲】

【請求項1】 1つまたは複数の商品について販売実績が蓄積された実績記憶ファイルと、  
この実績記憶ファイルに蓄積された前記販売実績を取り出しこの販売実績から周期的な変動であるトレンド成分を抽出するトレンド成分演算手段と、  
前記販売実績から前記トレンド成分を除去して変動成分を抽出する変動成分演算手段と、  
次に到来する期間についてこの変動成分の予測を行う変動成分予測手段と、  
前記次に到来する期間について前記トレンド成分を外挿することによりトレンド成分の予測を行うトレンド成分予測手段と、  
このトレンド成分予測手段により予測されたトレンド成分予測値と前記変動成分予測手段により予測された変動成分予測値との和を前記次に到来する期間についての総合予測値とする予測演算手段とを備えた販売予測支援装置において、  
前記変動成分予測手段は、  
前記実績記憶ファイルから取り出した実績値を複数のクラスタに区分し、最新実績値の変動成分  $H(k)$  が  $i$  番目のクラスタにあり、 $i$  番目のクラスタから変動した実績値を  $\Delta a_j$  ( $j = 1, 2, \dots, N$ ) とするとき、その平均値を

【数1】

$$\Delta i = \sum_j \Delta a_j / N$$

とし、変動成分予測値を

$$H'(k+1) = H(k) + \Delta i$$

として演算する手段を備えたことを特徴とする販売予測支援装置。

【請求項2】 前記実績値、前記トレンド成分、および前記変動成分を時間軸上に表示するとともに、前記総合予測値を頂点位置とし前記変動成分演算手段により抽出された変動成分の振幅を底辺長さとし次に到来する期間の長さを高さとする三角形で表示する手段を備えた請求項1記載の販売予測支援装置。

【請求項3】 前記最新実績値の変動成分  $H(k)$  が変動成分が零であるクラスタ内にあるときには変動成分予測値を零として、前記トレンド成分予測値を前記総合予測値とする請求項1記載の販売予測支援装置。

【請求項4】 1つまたは複数の商品について販売実績が蓄積された実績記憶ファイルと、  
この実績記憶ファイルに蓄積された前記販売実績から季節変動に伴うトレンド成分を抽出するトレンド成分演算手段と、  
前記販売実績から前記トレンド成分を除去して変動成分を抽出する変動成分演算手段と、  
次に到来する期間についてこの変動成分の予測を行う変

動成分予測手段と、

前記次に到来する期間について前記トレンド成分を外挿することによりトレンド成分の予測を行うトレンド成分予測手段と、

このトレンド成分予測手段により予測されたトレンド成分予測値と前記変動成分予測手段により予測された変動成分予測値との和を前記次に到来する期間についての総合予測値とする予測演算手段とを備えた販売予測支援装置において、

10 前記変動成分予測手段は、

前記実績記憶ファイルから取り出した実績値を複数のクラスタに区分し、最新実績値の変動成分  $H(k)$  が  $i$  番目のクラスタにあり、その変動成分  $H(k)$  がその1期前の変動成分実績値  $H(k-1)$  に対し増加傾向にあるとき、

$i$  番目のクラスタから増加変動した実績値を  $\Delta c_j$  ( $j = 1, 2, \dots, N$ ) として、その増加変動した実績値の平均値を

【数2】

$$\Delta i = \sum_j \Delta c_j / N$$

とし、その変動成分  $H(k)$  がその1期前の変動成分実績値  $H(k-1)$  に対し減少傾向にあるとき、

$i$  番目のクラスタから減少変動した実績値を  $\Delta e_j$  ( $j = 1, 2, \dots, N$ ) として、その減少変動した実績値の平均値を

【数3】

$$\Delta i = \sum_j \Delta e_j / N$$

とし、変動成分予測値を

$$H'(k+1) = H(k) + \Delta i$$

として演算する手段を備えたことを特徴とする販売予測支援装置。

【請求項5】 前記実績値、前記トレンド成分、および前記変動成分を時間軸上に表示するとともに、前記総合予測値を頂点位置とし前記変動成分演算手段により抽出された変動成分の振幅を底辺長さとし次に到来する期間の長さを高さとする三角形で表示する手段を備えた請求項4記載の販売予測支援装置。

【請求項6】 前記最新実績値の変動成分  $H(k)$  が変動成分が零であるクラスタ内にあるときには

$$H'(k+1) = 0$$

として、前記トレンド成分予測値を前記総合予測値とする請求項4記載の販売予測支援装置。

【請求項7】 複数の商品品目について前記総合予測値、前記変動成分予測値、および前記三角形を演算する手段を備えた請求項1ないし2のいずれかに記載の販売予測支援装置。

3

## 【発明の詳細な説明】

## 【0001】

【産業上の利用分野】本発明は、工場の生産計画や商品の販売計画を立案するために、商品の販売予測を行うための支援装置として利用する。本発明は、商品の在庫数量を最小限にコントロールするとともに、商品の注文に対して欠品や納品遅れをなくし、さらに営業活動による販売促進を合理的に行うために、過去の販売実績から次期の販売予測を行うための支援装置として利用する。本発明の装置はコンピュータ装置を利用するものであつて、演算および表示はすべてプログラム制御により実行される。

## 【0002】

【従来の技術】商品の在庫数量を最小限にして在庫コストを小さくすることは商品のコストを小さく抑制するために重要であり、一方、商品の注文に対して在庫がない状態すなわち欠品があると、その商品の信用を失うとともに契約によっては違約金を支払わなければならない。また、営業活動により商品の売れ行きを促進する場合に次期の販売目標をどこに設定するかは重要な要素である。

【0003】このために従来から、過去の当該商品について毎月集計される販売実績を長くコンピュータに記録しておき、それをコンピュータの表示画面にグラフで表示し、この表示を見ながら担当の管理者が次の月の販売数量を予測することが一般に行われている。この場合に、例えば商品が洗剤であるとする、洗剤は夏期に需要が大きく冬期には需要が少ない季節変動を有する性質があるから、次の月の販売数量を予測するには、この季節変動をトレンド成分として差し引いて考えることが行われる。このために、コンピュータによりトレンド成分を抽出して、表示画面に表示されるグラフにはこの抽出されたトレンド成分を差し引いて表示する技術も知られている。

【0004】一方、OR（オペレーション・リサーチ）の研究分野では、販売予測あるいは生産管理のためにこれまでさまざまなアルゴリズムが知られている。このアルゴリズムによりコンピュータ装置を利用して多数のデータとともに演算を行った報告はいくつか知られている。

## 【0005】

【発明が解決しようとする課題】販売予測を高級なアルゴリズムあるいは高級な装置を用いて実行しても、実際の販売は自然法則に左右されるだけでなく人間的な要素により変動する部分があるから、演算の結果をそのままのみにして営業政策に利用することはできない。最終的には企業の営業あるいは経営の判断として人間的に判断されることになる。高級なアルゴリズムや高級な装置はできるだけ正確な予測を行うための研究成果ではあるが、日常的に利用される販売予測のためには、投入する

4

データの種類や量が多くなり、操作が複雑になり、利用する上での誤りも発生しやすいなど、必ずしも使用者が利用し判断するための便利な支援装置とはならない。

【0006】本発明は、販売予測あるいは生産管理のために、変動の遷移する過程に基づき演算を行う遷移確率分布関数、あるいはメンバーシップ関数が有用な論理であることに着目し、これを実用的な形に単純化して、投入するデータの種類や量が小さく、操作が簡単であり、誤りの発生も小さく、最終的に人が予測判断をするために便利な支援装置を提供することを目的とする。

## 【0007】

【課題を解決するための手段】本発明は、1つまたは複数の商品について販売実績が蓄積された実績記憶ファイルと、この実績記憶ファイルに蓄積された前記販売実績を取り出しこの販売実績から周期的な変動であるトレンド成分を抽出するトレンド成分演算手段と、前記販売実績から前記トレンド成分を除去して変動成分を抽出する変動成分演算手段と、次に到来する期間についてこの変動成分の予測を行う変動成分予測手段と、前記次に到来する期間について前記トレンド成分を外挿することによりトレンド成分の予測を行うトレンド成分予測手段と、このトレンド成分予測手段により予測されたトレンド成分予測値と前記変動成分予測手段により予測された変動成分予測値との和を前記次に到来する期間についての総合予測値とする予測演算手段とを備えた販売予測支援装置において、前記変動成分予測手段は、前記実績記憶ファイルから取り出した実績値を複数のクラスタに区分し、最新実績値の変動成分  $H(k)$  が  $i$  番目のクラスタにあり  $i$  番目のクラスタから変動した実績値を  $\Delta a_j$  ( $j = 1, 2, \dots, N$ ) とするとき、その平均値を

## 【0008】

【数4】

$$\Delta i = \sum_{j=1}^N a_j / N$$

とし、変動成分予測値を

$$H'(k+1) = H(k) + \Delta i$$

として演算する手段を備えたことを特徴とする。

【0009】また、前記実績値、前記トレンド成分、および前記変動成分を時間軸上に表示するとともに、前記総合予測値を頂点位置とし前記変動成分演算手段により抽出された変動成分の振幅を底辺長さとし次に到来する期間の長さを高さとする三角形で表示する手段を備えることが望ましい。さらに、前記最新実績値の変動成分  $H(k)$  が変動成分が零であるクラスタ内にあるときには、変動成分予測値を零として、前記トレンド成分予測値を前記総合予測値とすることが望ましい。

【0010】本発明のもう一つの観点として、1つまたは複数の商品について販売実績が蓄積された実績記憶ファイルと、この実績記憶ファイルに蓄積された前記販売

5

実績から季節変動に伴うトレンド成分を抽出するトレンド成分演算手段と、前記販売実績から前記トレンド成分を除去して変動成分を抽出する変動成分演算手段と、次に到来する期間についてこの変動成分の予測を行う変動成分予測手段と、前記次に到来する期間について前記トレンド成分を外挿することによりトレンド成分の予測を行うトレンド成分予測手段と、このトレンド成分予測手段により予測されたトレンド成分予測値と前記変動成分予測手段により予測された変動成分予測値との和を前記次に到来する期間についての総合予測値とする予測演算手段とを備えた販売予測支援装置において、前記変動成分予測手段は、前記実績記憶ファイルから取り出した実績値を複数のクラスタに区分し、最新実績値の変動成分  $H(k)$  が  $i$  番目のクラスタにあり、その変動成分  $H(k)$  がその 1 期前の変動成分実績値  $H(k-1)$  に対し増加傾向にあるとき、 $i$  番目のクラスタから増加変動した実績値を  $\Delta c_j$ 、( $j=1, 2, \dots, N$ ) として、その増加変動した実績値の平均値を

【0011】

【数5】

$$\Delta i = (\Delta c + \Delta d) / 2 \sum_j^N \Delta c_j / N$$

とし、その変動成分  $H(k)$  がその 1 期前の変動成分実績値  $H(k-1)$  に対し減少傾向にあるとき、 $i$  番目のクラスタから減少変動した実績値を  $e_j$  として、その減少変動した実績値の平均値を

【0012】

【数6】

$$\Delta i = \sum_j^N \Delta e_j / N$$

とし、変動成分予測値を

$$H'(k+1) = H(k) + \Delta i$$

として演算する手段を備えたことを特徴とする。

【0013】また、前記実績値、前記トレンド成分、および前記変動成分を時間軸上に表示するとともに、前記総合予測値を頂点位置とし前記変動成分演算手段により抽出された変動成分の振幅を底辺長さとし次に到来する期間の長さを高さとする三角形で表示する手段を備えることが望ましい。前記最新実績値の変動成分  $H(k)$  が変動成分が零であるクラスタ内にあるときには、

$$H'(k+1) = 0$$

として、前記トレンド成分予測値を前記総合予測値とすることが望ましい。さらに、複数の商品品目について前記総合予測値、前記変動成分予測値、および前記三角形を演算する手段を備えることが望ましい。

【0014】

【作用】入力装置（キーボードなど）から入力された過去の販売実績データが実績記憶ファイル部に蓄積されて

6

いる。このデータを元にしてトレンド成分演算予測部では、トレンド成分の抽出および予測が行われる。トレンド成分とは売行きの傾向のことで、一時的で特異な条件下での販売実績の伸びを除去して平滑化され、予測値が算出される。これは特異なデータが予測値の精度に影響するのを防ぐためである。

【0015】次に、変動成分演算予測部において変動成分の抽出および予測が行われる。変動成分とは売行きの増減およびその変動幅のことである。変動幅は数段階のクラスタに分解され、それぞれのクラスタごとに変動の予測値が算出されるが増加傾向のときと、減少傾向のときでさらに分類され、増加傾向のときは過去の増加傾向のデータを元にして予測値を算出し、減少傾向のときは過去の減少傾向のデータを元にして予測値を算出する。

【0016】このように算出されたトレンド成分および変動成分の予測値を元にして、総合予測演算部は次月の売上予測値を算出する。その結果は総合予測値データ出力インターフェースから出力される。

【0017】また、この算出された総合予測値を元にして、製品の品目ごとの遷移確率分布関数を三角形で表わし、出力装置（CRTなど）に表示することもできる。三角形の底辺を変動幅の大きさを表わし、頂点を品目ごとの総合予測値で表わし、高さは全品目とも一定とすれば、よりなだらかな三角形ほど過去に売上の変動が大きく、今後の販売戦略によってはまだまだ売れる見込みがあると判断される。

【0018】

【実施例】本発明実施例装置の構成を図1を参照して説明する。図1は本発明実施例装置のブロック図である。

【0019】本発明は、1つまたは複数の商品についてそれぞれ十分に長い期間にわたる販売実績が蓄積された実績記憶ファイル部1と、この実績記憶ファイル部1に蓄積された前記販売実績を取り出しこの販売実績から周期的な変動や季節変動に伴うトレンド成分を抽出して前記販売実績から前記トレンド成分を除去して変動成分を抽出し、次に到来する期間についてこの変動成分の予測を行う変動成分演算予測部3と、前記次に到来する期間について前記トレンド成分を外挿することによりトレンド成分の予測を行うトレンド成分演算予測部2と、このトレンド成分演算予測部2により予測されたトレンド成分予測値と変動成分演算予測部3により予測された変動成分予測値との和を前記次に到来する期間についての総合予測値とする総合予測演算部4とを備えた販売予測支援装置において、変動成分演算予測部3は、実績記憶ファイル部1から取り出した長い期間にわたる実績値を複数のクラスタに区分し、最新実績値の変動成分  $H(k)$  が  $i$  番目のクラスタにあり  $i$  番目のクラスタから増加傾向に変動した実績値を  $\Delta a_j$ 、( $j=1, 2, \dots, N$ ) とするとき、その変動成分  $H(k)$  がその 1 期

間前の変動成分実績値  $H(k-1)$  に対し増加傾向にあ

7

るとき、その平均値を

【0020】

【数7】

$$\Delta i = \sum_{j=1}^N \Delta a_j / N$$

とし、その変動成分  $H(k)$  がその1期間前の変動成分実績値  $H(k-1)$  に対し減少傾向にあるとき、 $i$  番目のクラスタから減少変動した実績値を  $e_j$  ( $j=1, 2, \dots, N$ ) とするとき、その平均値を

【0021】

【数8】

$$\Delta i = \sum_{j=1}^N \Delta e_j / N$$

とし、変動成分予測値を

$$H'(k+1) = H(k) + \Delta i$$

として演算する手段を備えたことを特徴とする。

【0022】また、前記実績値、前記トレンド成分、および前記変動成分を時間軸上に表示するとともに、前記総合予測値を頂点位置とし変動成分演算予測部3により抽出された変動成分の振幅を底辺長さとし次に到来する期間の長さを高さとする三角形でCRT10に表示する手段を備える構成である。さらに、前記最新実績値の変動成分  $H(k)$  が変動成分が零であるクラスタ内にあるときには、

$$H'(k+1) = 0$$

として、前記トレンド成分予測値を前記総合予測値とする。また、複数の商品品目について前記総合予測値、前記変動成分予測値、および前記三角形を演算する手段を備える構成である。

【0023】次に、本発明実施例装置の動作を図2を参照して説明する。図2は本発明実施例装置の動作を示すフローチャートである。十分に長い期間にわたる販売実績を入力して、まずトレンド予測を行う。トレンド成分の計算アルゴリズムは、3つのステップからなるモデルフィッティングとAIC（赤池の情報量基準）によるモデル選択からなる。モデルは以下の4つの式の中からAICの値が最小になるものが選ばれる、

$$\text{モデル1: } y = a + b \cdot k + c \cdot \sin(\pi k / 6) + d \cdot \cos(\pi k / 6)$$

$$\text{モデル2: } y = a + b \cdot \sin(\pi k / 6) + c \cdot \cos(\pi k / 6)$$

$$\text{モデル3: } y = a + b \cdot k$$

$$\text{モデル4: } y = a$$

（ただし  $a, b, c, d$ : パラメータ,  $k$ : 通算月）

モデル1は、季節変動（1年周期の正弦波）とリニア（直線的）なトレンドの上昇または下降を考慮したモデルであり、モデル2は季節変動のみを考慮したモデルであり、モデル3はリニアなトレンドの上昇または下降の

8

みを考慮したモデルである。また、モデル4はほぼ一定の販売量があるというモデルである。モデルは各月ごとに機械的に選択されるので、データセット（品目）によっては月ごとに選ばれるモデルが異なる可能性がある。しかし、特異なデータ以外の販売量の変化をこれら4つのモデルのいずれかで表現することが可能な商品については、選択されるモデルが変化することがトレンド成分の予測に重大な影響を与えることはないと考えられる。モデルのフィッティングは3つのステップにより行われる。第一のステップは3ヵ月移動メディアンが用いられ、第二のステップは通常の最小2乗法（OLS: Ordinary Least Squares）によってモデルフィッティングが行われる。そして、第三のステップは反復重み付き最小2乗法（IWLS: Iterated Weighted Least Squares）によって最終的なパラメータの計算がなされる。

【0024】次に、第一のステップについて説明する。第一のステップの主な目的は、ピーク除去にある。「3ヵ月移動メディアン」とは各月とその前後1ヵ月を合わせた3ヵ月のデータを用い、それらのメディアン（中央値）を値とする方法である。3ヵ月移動メディアンを図3および図4を参照して説明する。図3および図4は3ヵ月移動メディアンを説明する図である。図3において、1989年7月の場合は実績が

89年8月<89年7月<89年6月

の順番なので、移動メディアン値は7月のデータ値そのものになる。また、1989年12月の場合は実績が

90年1月<89年11月<89年12月

の順番なので、移動メディアン値は11月のデータ値になる。3ヵ月移動メディアンを用いると、3ヵ月に1回以下の大きな変動は除去することができる。移動メディアンの特徴は、図4に示したようにデータの値が単調に増加または減少している場合には両端のデータ以外はもとのデータ値そのものになるという点である。図4の90年1月～7月では、移動メディアンのデータと実績のデータはほとんど一致している。また、移動メディアンを用いた場合は両端の点（図3および図4では89年1月と90年8月）の値は定義されないのでデータ数はもとのデータ数より2つ少なくなることになる。

【0025】次に、第二のステップについて図5を参照して説明する。図5は最小2乗法を説明する図である。第二のステップの目的は、第三のステップの初期値を与えることにある。もとのデータ数を  $K$  個とすると、第一のステップの移動メディアンによって両端の2ヵ月を除いた  $K-2$  個のデータが得られている。これら  $K-2$  個のデータに対して、通常の最小2乗法を用いた回帰によってモデルのあてはめを行う。初めに示した4つのモデルについてそれぞれあてはめを行うので、最小2乗法の計算は4回行われることになる。最小2乗法は残差の2乗和の最小化であり、

9

【0026】

【数9】

$$\min \sum_k r_k^2$$

(ただし  $r$  : 残差) となり、図5に示すような回帰が得られる。

【0027】次に、第三のステップについて図6を参照して説明する。図6は反復重み付け最小2乗法を説明するための図である。移動メディアンでは3ヵ月に一度のピークは除去できるものの、2ヵ月続く特異なデータに対しては効果が少ない。図6の販売実績を例にとると11月と12月の販売量が他の月と比較して特に大きくなっている。そのため第二のステップで得られる回帰式

(初期解) はそれらの2ヵ月のデータの影響を大きく受けていることがわかる。この影響を取り除くために反復重み付き最小2乗法を用いている。反復重み付き最小2乗法とは、通常の最小2乗法が残差の2乗和の最小化であり、

【0028】

$$\rho(u) = (B^2/6) (1 - (1 - (u/B)^2)^3) \quad \text{if } |u| < B$$

または、

$$\rho(u) = (B^2/6) \quad \text{otherwise}$$

(ただし  $B$  : 定数 (本発明実施例では6.0)) を用い ※ ※ており、この場合重み関数  $w$  は  $\rho$  の導関数  $\rho'$  から

$$w(u) = \rho'(u)/u = (1 - (u/B)^2)^2 \quad \text{if } |u| < B$$

または、

$$\rho'(u)/u = 0 \quad \text{otherwise}$$

となる。今回の場合は定数  $B$  を6.0にしているの、回帰直線から標準偏差の6倍以上離れたデータについては重みが0、つまり実質的にはそのデータが除去されたことと同じことになる。重みを決定するためには基準化残差が必要であり、基準化残差を求めるためには標準偏差の推定が必要になる。標準偏差の推定は初期値 (移動メディアン値に対する回帰) の場合には、

【0031】

【数13】

$$\rho = 2\sqrt{x}$$

$$x = \sum_{k=2}^{K-1} r_k'^2 / (K-2)$$

(ただし  $r'$  : 移動メディアン値と回帰式の値の差、 $K$  : データ数 (月数)) を用いている。第二のステップの最小2乗法は元データではなく移動メディアン値に対して行われるので、標準偏差の推定値は便宜的に通常の場合の式の2倍にしてある。回帰式が決定した後では、

【0032】

【数14】

10

\* 【数10】

$$\min \sum_k r_k^2$$

(ただし  $r$  : 残差) をもとにしているのに対して、(基準化) 残差の適当な偶関数  $\rho$  の和の最小化

【0029】

【数11】

$$\min \sum_k \rho(u_k)$$

(ただし  $u$  : 基準化残差  $u_k = r_k / \sigma$ ,  $\sigma$  : 標準偏差の推定値) をもとにしている。この式は便宜的に、

【0030】

【数12】

$$\min \sum_k w(u_k) \cdot r_k^2$$

(ただし  $w$  : 重み関数) という重み付き最小2乗法に書き直すことができる。今回  $\rho$  には *biweight* (または *bisquare*) とよばれている、

$$\rho = \sqrt{y}$$

$$y = \sum_{k=1}^K w(u_k) \cdot r_k^2 / \sum_{k=1}^K w(u_k)$$

を標準偏差の推定値として用いている。標準偏差の推定値は各データの重みが変われば変化する。また逆に、各データの重みは標準偏差の推定値が変われば変化する。そこで、これらの変化が充分小さくなるまで反復計算を行う。今回の場合には収束判定条件として「データの重みの変化が充分小さい」という意味で

【0033】

【数15】

$$\sum_{k=1}^K |w'_k - w_k| < 0.01 \sum_{k=1}^K |w_k|$$

(ただし  $w_k$  : 回帰式を求めるために用いた重み、 $w'_k$  : 得られた回帰式から計算される重み) を用いている。

【0034】次に、図6の販売実績の重みの変化を図7を参照して説明する。図7は重みの変化を説明する図である。図6にモデル1をあてはめた場合の重み付けの変遷を図7に示している。図7(a) ~ (d) には実績、

50 トレンド成分 (つまり重み1の線)、および重み0。

11

9、0.5、0の等高線が示してある。図7(a)から、移動メディアン値に対する回帰式から得られた初期重みでは、12月のデータの重みは0にはなっていないことがわかる。また、11月のデータの重みは0.9以上である。その「初期重み」を重みとした重み付き最小2乗法の結果が図7(b)の「反復1」のトレンド成分である。この結果から重みを計算し直すと、12月のデータでは重みが0になっており、また11月のデータの重みも低くなっていることがわかる。反復計算の過程を追っていくと、11月のデータは図7(d)の3回目の反復計算の結果から得られる重みが0になっており、それ以降の計算には影響していないことがわかる。この場合は図7(e)の5回目の反復で収束条件が成立し、反復計算が終了する。移動メディアン値に対して第二の \*

$$AIC(p) = K \cdot \log_e \left( \sum_{k=1}^K w(u_k) \cdot r_k^2 / K \right) + 2P$$

(ただし p : モデルのパラメータの数) でモデル1の場合4個、モデル2の場合3個、モデル3の場合2個、モデル4の場合1個という式で表される。4つのモデルのそれぞれの収束値について上式の値を計算し、その値が最小になるモデルを選択する。この選択の結果により選ばれたモデルの回帰式がトレンド成分として用いられる。さらに選択された回帰式に K+1 を代入した値が次月の予想値として計算される。

【0037】次に、このトレンド成分を用いて変動成分を計算し、変動成分予測値を算出する手順を図8を参照して説明する。図8は変動成分予測値算出を説明するための図である。図8(a)にトレンド成分 T と売上実績データの関係を示した (T'(k+1) : トレンド成分 T の変動成分予測値)。変動成分 H は、  
変動成分 H = (売上実績データ) - (トレンド成分 T)  
という関係を用いて計算し、図8(b)に示すようなグラフを得る。さらに変動成分予測を算出する手段は、図8(c)に示すように変動成分データを等間隔の9個のクラスタに分け、今月の変動成分データがあるクラスタ内における過去の変動成分データの次月への変動量の平均を求める。そして、その値を今月の変動成分データに加え、次月の変動成分の予測値とする。図8(c)の場合には今月の変動成分 H(k) はクラスタ「8」に属するため、今月の変動成分 H(k) から変動成分予測値 H(k+1) への変動量 Δ8 は、過去にクラスタ「8」に属する変動成分の変動量 (Δa、Δb) の平均値となり、

$$\Delta 8 = (\Delta a + \Delta b) / 2$$

である。従って、変動成分予測値 H'(k+1) は、

$$H'(k+1) = H(k) + \Delta 8$$

となる。各クラスタごとに変動量の平均 Δ1 ~ Δ9 の値が定まるが今月の変動成分が0の近傍にある場合、変動成分を予測すると逆に予測精度が劣化するというシミュ

12

\* テップまでの回帰を行った場合と比較して、11月、12月といった特異なデータの影響が充分小さくなっていることがわかる。第二のステップが各モデルに対して計算を行ったのと同様に、第三のステップも各モデルに対して計算が行われる。当然ながら各モデルに対する初期解は、それぞれのモデルについて第二のステップで計算された回帰式を用いる。

【0035】次に、モデル選択について説明する。それぞれフィッティングを行った4つのモデルの中からどのモデルを選択するのかという問題には AIC (赤池の情報量基準) を用いている。今回の場合、AIC は、

【0036】

【数16】

レーション結果が得られた。従って、変動成分0のあるクラスタとその近傍のクラスタ、図8(c)では「6」とその近傍のクラスタ「5」および「7」に今月の変動成分があるときは変動成分予測値は0とし、

次月の売上予測値 = トレンド成分予測値

とすることにする。クラスタ i の変動量 Δi が図8

(d) に示すような場合、

$$\Delta i = (\Delta a + \Delta b + \Delta c + \Delta d) / 4$$

としていたが、これでは売上が増加傾向の場合も減少傾向の場合もいずれも同じ予測値を与えることになる。そこでクラスタ i にある今月の変動成分が前月に比して増加傾向の場合と減少傾向の場合の予測値を別々に与えることにする。つまり、今月の変動成分 H(k) が前月の変動成分 H(k-1) から増加傾向にあるときは、増加傾向でクラスタ i に存在する変動成分を次月への変動量の平均値とする。図8(d)のクラスタ i を見ると、前月から今月へは増加傾向にあるので、過去の同クラスタ内の増加傾向の平均値 Δi' を求めると、

$$\Delta i' = (\Delta b + \Delta d) / 2$$

となる。従って、変動成分予測値は、

$$H'(k+1) = H(k) + \Delta i'$$

となる。このようにして、次月の売上予測値はトレンド成分予測値と変動成分予測値の和として与えられる。

【0038】ここで、図9を参照して総生産量と遷移確率の関係を説明する。図9は変動成分と遷移確率を示す図である。これは図9の左側に変動成分の推移を示し、右側に第 k 期時点での遷移確率分布を模式的に示す。この図では、縦軸に変動成分の変位量を取り、横軸に遷移確率を示しており、構成要素 m、n (品目に対応) の確率分布をそれぞれ ρm、ρn とした時の最大確率を与えるときの変動成分の変位量を Xm、Xn として示す。つまり、この Xm、Xn は変動成分の予測値そのものである。通常、総生産量 G は予測値 Xi の合計と等しくなる



13

とは限らず、  
【0039】  
【数17】

$$G \neq \sum X_i \quad \text{ただし} \quad z : i \in N$$

となる。

【0040】次に、図10を参照して遷移確率分布関数を三角形で表す手順を説明する。図10は遷移確率分布関数を三角形で表す手順を説明する図である。図9に示したような遷移確率と変位の関係は図10(a)に示すような三角形であらわされる。次に、図10(b)に示すように総生産量Gと予測値合計との差分を各構成要素 $i$  ( $i \in N$ )に最適配分する。

【0041】次に、図11を参照して遷移確率分布関数から最適配分を決定する手順を説明する。図11は遷移確率分布関数から最適配分を決定する手順を説明する図である。ここで、

$$\rho_i(\Delta X_i) = y_i$$

とおくことにより、遷移確率の増減を方程式で表す。これらの遷移確率分布関数を用いて総生産量1000単位を達成するように線形最適問題を解く、

ただし、 $G - \sum X_i > 0$ ならば $a_i = -1 / \Delta X_i \max$

$G - \sum X_i < 0$ ならば $a_i = -1 / \Delta X_i \min$

(ここで $\Delta X_i \max$ は変動成分の最大値、 $\Delta X_i \min$ は変動成分の最小値を表す)として、図11(a)のような形で表わせば遷移確率分布関数は、

$$y_1 = a_1 \Delta x_1 + 1$$

$$y_2 = a_2 \Delta x_2 + 1$$

$$y_3 = a_3 \Delta x_3 + 1$$

⋮

$$y_n = a_n \Delta x_n + 1$$

となる。ここで図11(b)に示すように、

$$y_1 = y_2 = \dots = y_n = a \quad (0 < a \leq 1)$$

として、これらの式を満たす $\Delta X_i$ を

$$T - \sum X_i = \sum \Delta X_i$$

の制約の中で求めればよい。

【0042】以上のように、変動成分の系列のうち、変動成分の最大値および最小値を底辺とし、図8に示す過程により算出した変動成分予測値を頂点とする三角形を構成する。この三角形が、遷移確率 $\rho$ を与える遷移確率分布関数を近似し、構成要素毎(本実施例では品目に相当する)にこれを決定する。このようにして決定した遷移確率分布関数をもとに、前述の最適配分法によって予測値の合計と売上目標金額の差分を図10(b)に示すように構成要素に振り分ける。この場合の遷移確率分布関数は売行き感度を表わす関数ということになる。なお、遷移確率分布関数を三角形で定義することにより、誰にもわかりやすい形つまりデータメンテナンスに有利な形にすることが可能であるばかりでなく、これにより

14

演算の高速化を実現できる。

【0043】次に、4品目の製品の変動成分データに対する、三角形で表した遷移確率分布関数を図12を参照して説明する。図12は4品目の製品の変動成分データと遷移確率分布関数の三角形の関係を示す図である。図12に示すように、変動成分データから三角形で表された遷移確率分布関数が得られるが、品目1、2、4と品目3の三角形を比較したとき、品目3の三角形は底辺が長く、変動の振幅が大きいことがうかがえる。すなわち、販売戦略によっては予測値以上に売れる可能性がまだかなりあるということが推測できる。従って品目3に予測値と売上目標との差分が大きな割合で割り振れることが推測できる。一方、何らかの理由(例えば、生産力の向上、新規市場の開拓、他社の動向等)によって、遷移確率分布が今後の状況にそぐわなくなった場合、それに対応する手段が必要となる。図12(a)は本発明実施例装置にて、各品目の変動成分および遷移確率分布関数を表示したときのイメージである。図12(b)に遷移確率分布関数を90度回転した図を示す。ここで、直接的に遷移確率分布関数(ピークの位置や変位幅)を変えることにより、前述の対応手段とすることが可能となる。また、この機能は最適化を図る上でのシミュレーション機能でもあり、データ量の少ない系列(新製品、季節限定商品)の予測に対しても有効である。このようにして遷移過程の情報を有することから、種々の特性を持った構成要素への最適配分が可能になった。図13は新手法による販売予定予測を示す図であるがその結果、図13に示すように販売予定の予測精度が向上し、販売予定策定までの工数が短縮できる。

【0044】

【発明の効果】以上説明したように、本発明は販売予測あるいは生産管理のために、変動の遷移する過程に基づき演算を行う遷移確率分布関数、あるいはメンバーシップ関数が有用な論理であることに着目し、これを実用的な形に単純化して、投入するデータの種類や量が小さく、操作が簡単であり、誤りの発生も小さく、最終的に人が予測判断をするために便利である。遷移確率分布関数を実用的な形に単純化して、投入するデータの種類や量が小さく、操作も簡単であり、誤りの発生も少なく、種々の特性を持った構成要素の販売予測に基づいて、目標値の品目ごとの最適配分が可能となり、その結果、販売予定の予測精度が向上し、販売予定策定までの工数が短縮できる。

【図面の簡単な説明】

【図1】本発明実施例装置のブロック図。

【図2】本発明実施例装置の動作を示すフローチャート。

【図3】移動メディアンを説明する図。

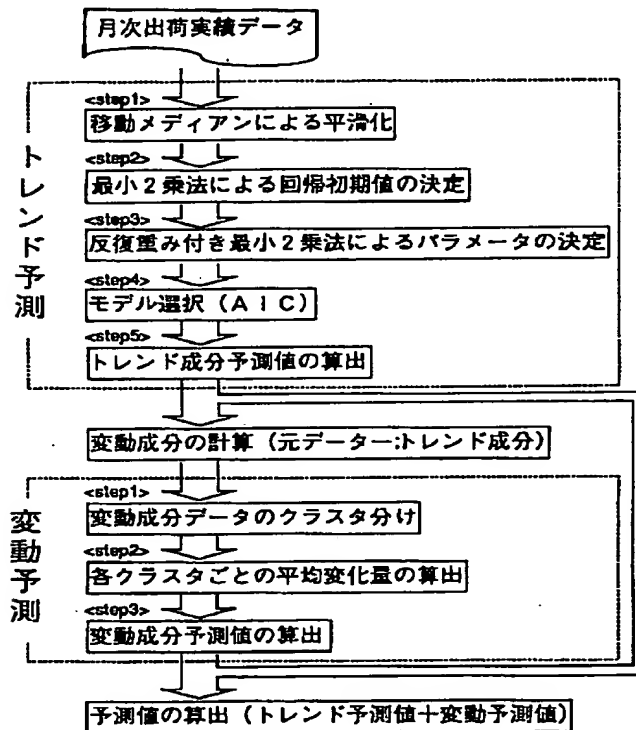
【図4】移動メディアンを説明する図。

【図5】最小2乗法を説明する図。

15

- 【図 6】 反復重み付け最小 2 乗法を説明する図。  
 【図 7】 重み付けの変遷を説明する図。  
 【図 8】 変動成分予測値算出を説明する図。  
 【図 9】 変動成分と遷移確率を示す図。  
 【図 10】 遷移確率分布関数を三角形で表わす手順を説明する図。  
 【図 11】 遷移確率分布関数から最適配分を決定する手順を説明する図。  
 【図 12】 4 品目の製品の変動成分データと遷移確率分 \*

【図 2】



16

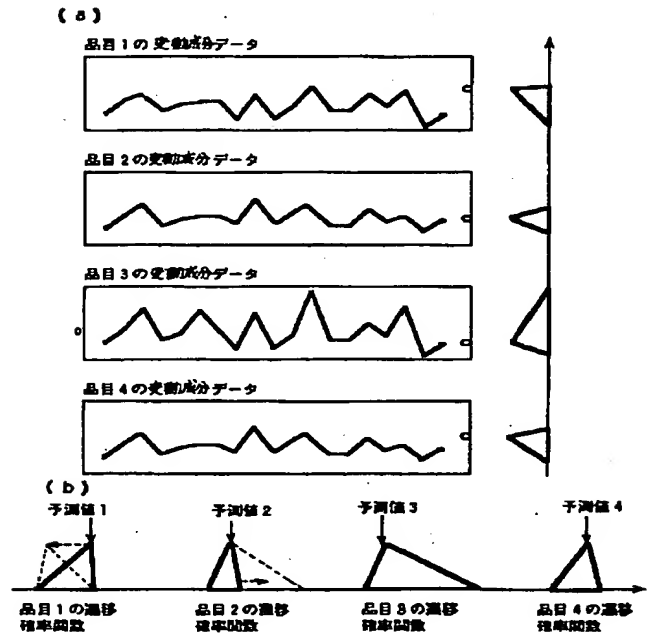
\* 布関数の三角形の関係を示す図。

【図 13】 新手法による販売予定予測を示す図。

【符号の説明】

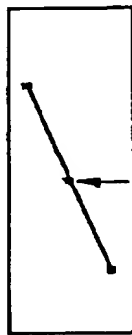
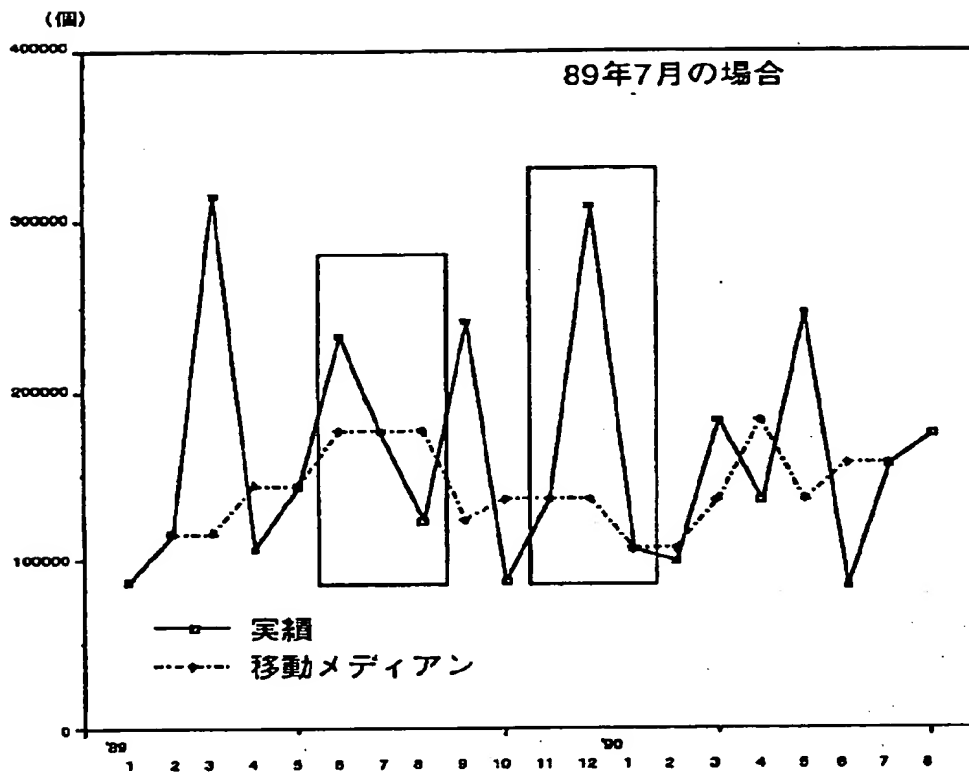
- 1 実績記憶ファイル部
- 2 トレンド成分演算予測部
- 3 変動成分演算予測部
- 4 総合予測演算部
- 10 CRT

【図 12】

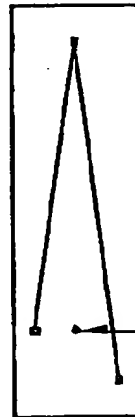




【図3】

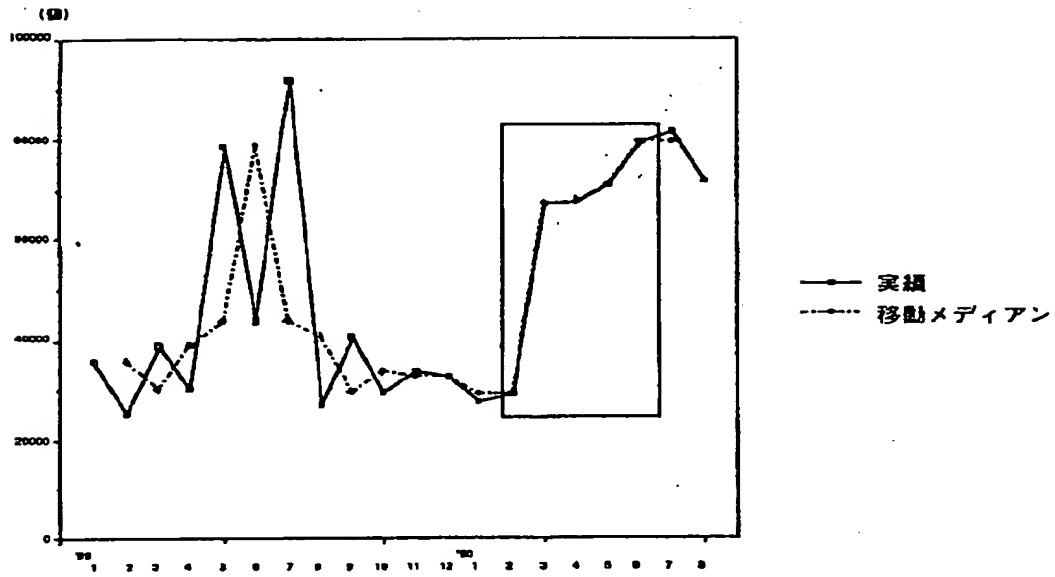


89年8月&lt;89年7月&lt;89年6月

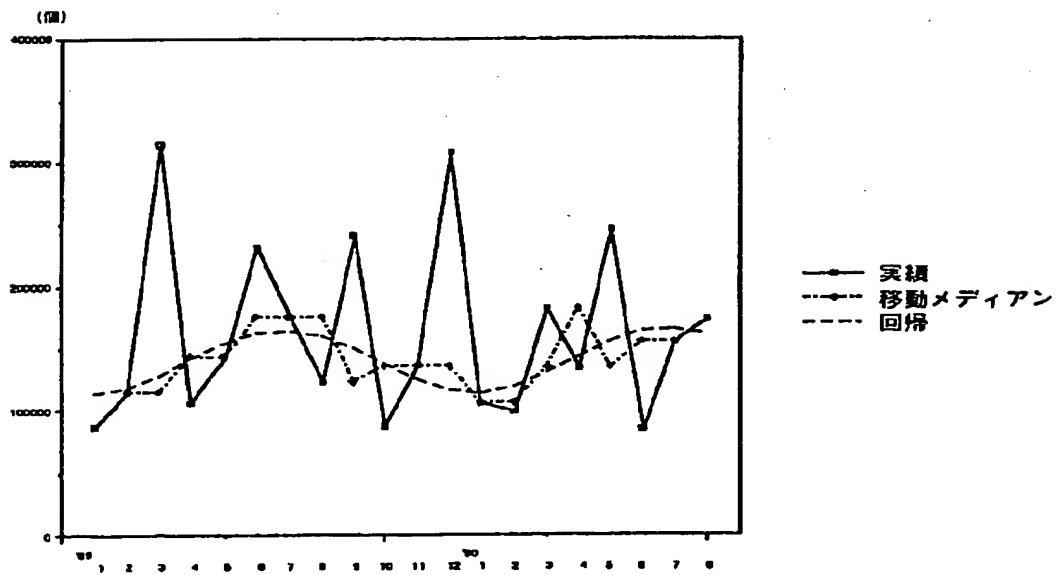


90年1月&lt;89年11月&lt;89年12月

【図4】

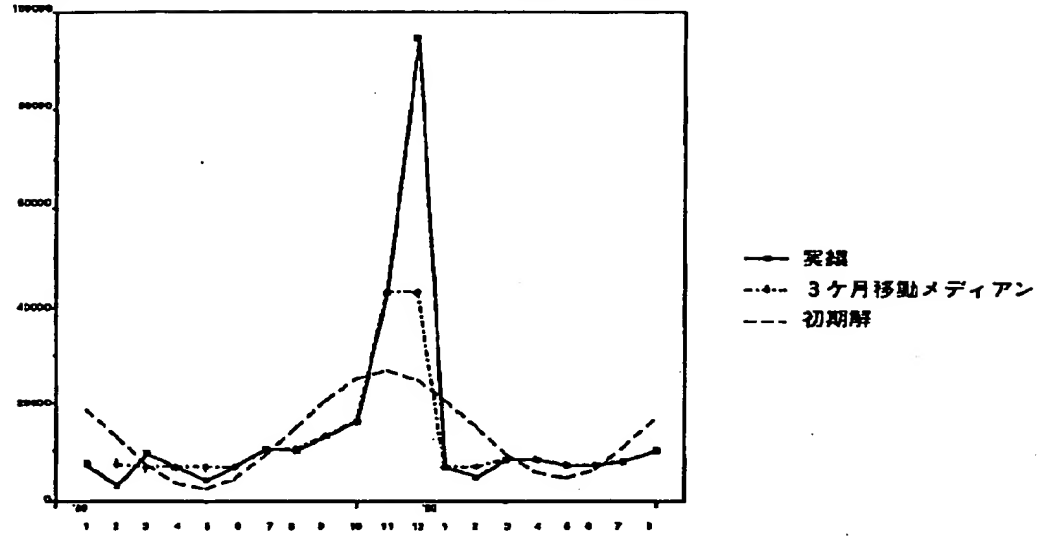


【図5】

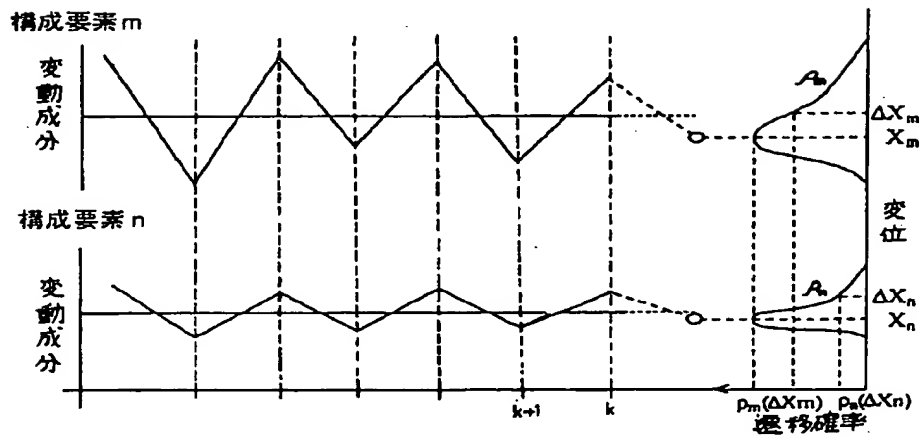


【図6】

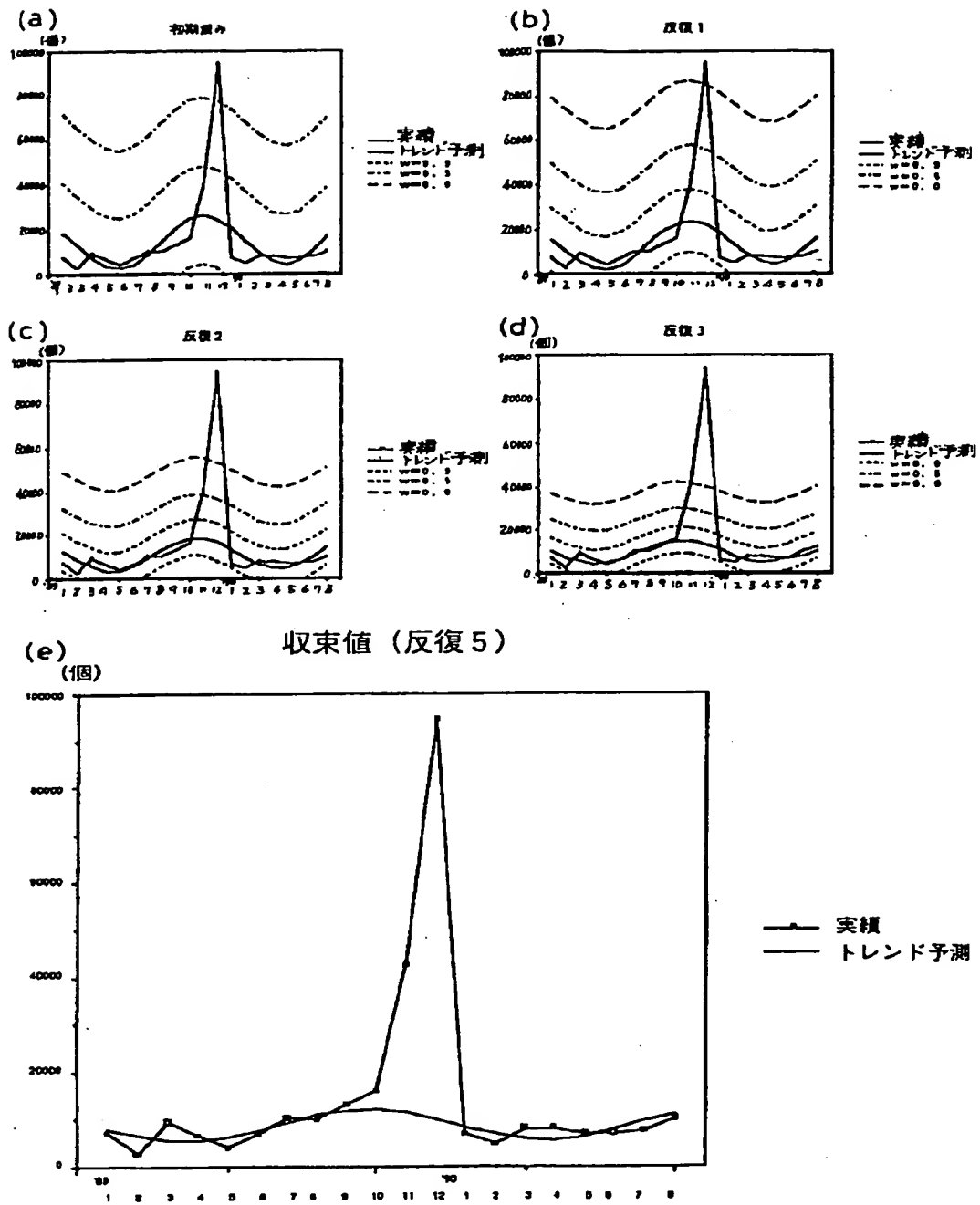
(個) 初期解 (3ヶ月移動メディアン+最小2乗法)



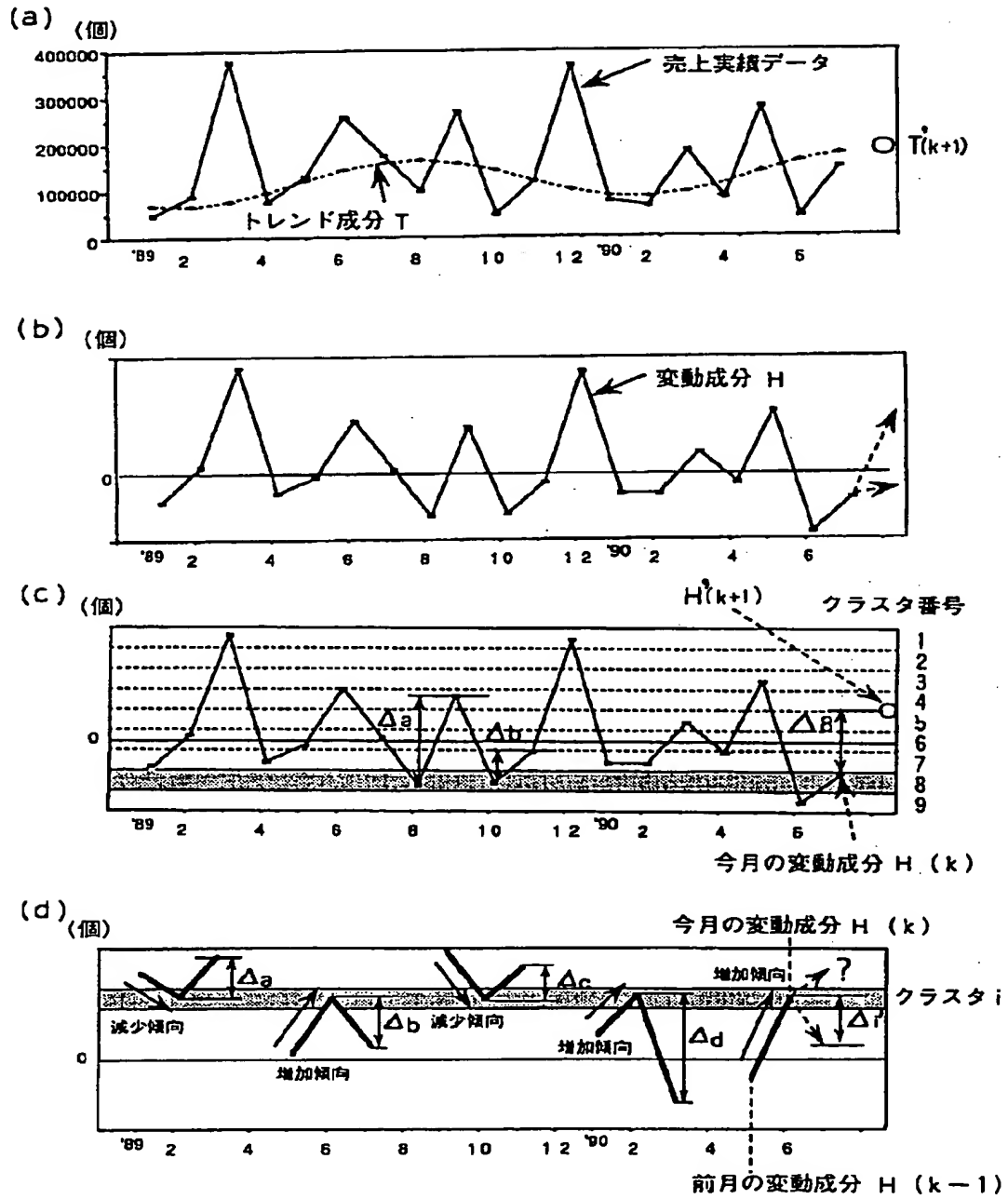
【図9】



【図7】

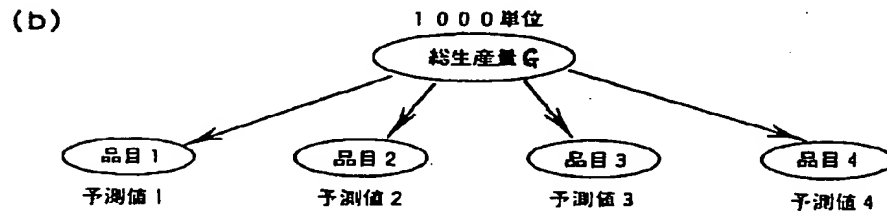
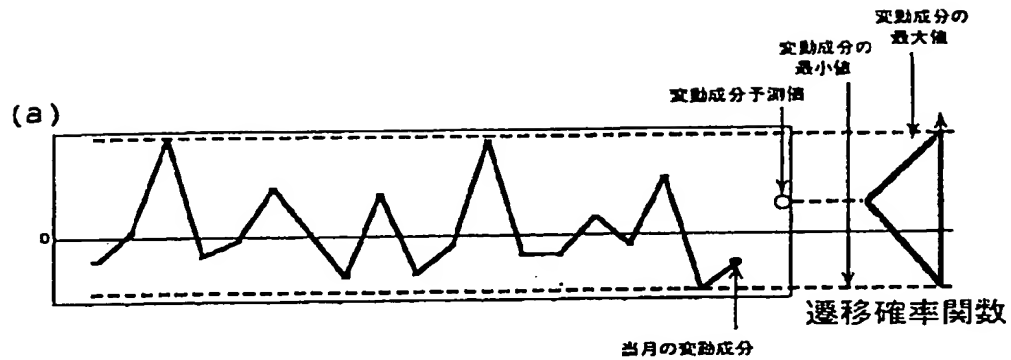


【図 8】

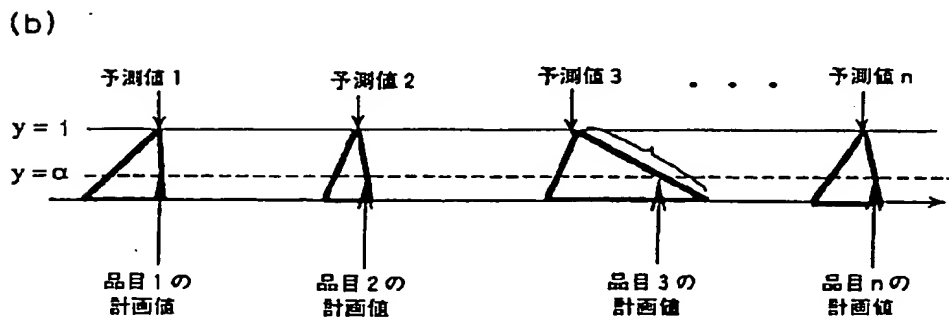
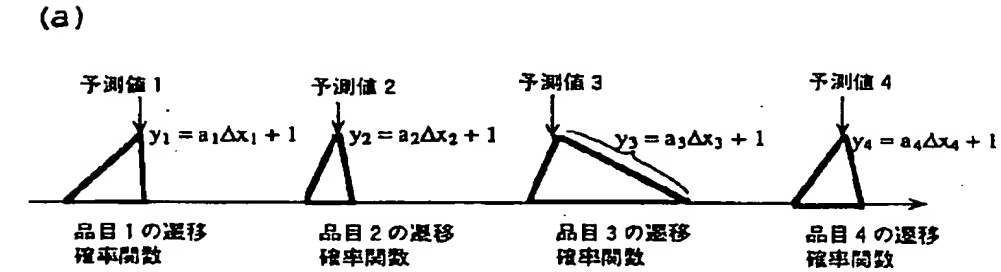




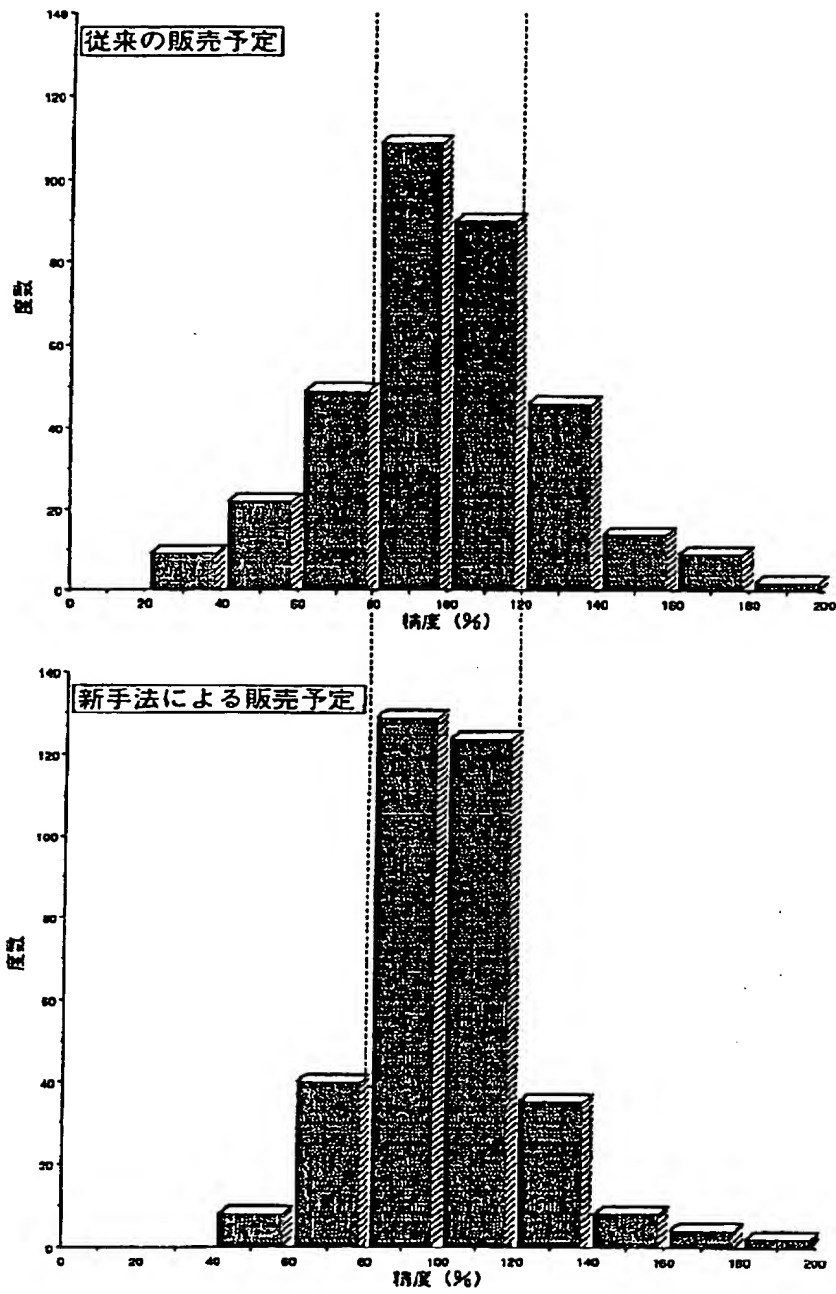
【図10】



【図11】



【図13】



BEST AVAILABLE COPY